

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003425

基于机器学习的人体步态检测智能识别算法研究*

高经纬¹ 马 超¹ 姚 杰² 王少红¹
(1. 北京信息科技大学 现代测控技术教育部重点实验室 北京 100192;
2. 北京航空航天大学 生物医学工程学院 北京 100191)

摘 要:为实现快速步态状态判断,以更好地对下肢外骨骼进行高精度的步态识别和控制,进行了基于可穿戴惯性测量装置检测人体姿态变化的算法研究。通过对人体下肢的跌倒、转弯、蹲坐与起立等非周期性步态变化活动进行测算试验,获得了受试者实验过程中身体角度、下肢关节角速度和加速度变化等数据,随后应用随机森林等4种机器学习经典分类算法对受试者进行了活动识别对比分析,结果表明,决策树监督学习算法相对于其他算法,能够快速、准确地检测并判断出人体非周期性变化中的多种活动状态,历次识别精度均可达到99%以上,为可穿戴智能装备的开发与应用提供理论基础。
关键词: 外骨骼;机器学习;决策树;步态分析;智能算法
中图分类号: TN60;TP29 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Research on intelligent recognition algorithm of human gait detection based on machine learning

Gao Jingwei¹ Ma Chao¹ Yao Jie² Wang Shaohong¹
(1. Key Laboratory of Modern Measurement and Control Technology, Ministry of Education, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China; 2. School of Biological Science and Medical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: In order to achieve rapid gait state judgment and analysis to better perform high-precision gait recognition and control of the exoskeleton of the lower limbs, the algorithm research based on wearable inertial measurement device to detect human body posture change is carried out. Through the measurement experiment of non-periodical gait changes such as falling, turning, squatting and standing up of the lower limbs of the human body, data of the subjects' body angle, lower limb joint angular velocity and acceleration changes during the experiment were obtained, and then random forests were applied. Four classic classification algorithms for machine learning have performed a comparative analysis of activity recognition on subjects. The results show that compared with other algorithms, the decision tree supervised learning algorithm can quickly and accurately detect and judge a variety of non-periodic changes in the human body in the active state, the previous recognition accuracy can reach more than 99%. Research can provide a theoretical basis for the development and application of wearable smart equipment.
Keywords: exoskeleton; machine learning; decision tree; gait analysis; intelligent algorithm

0 引 言

目前可穿戴外骨骼设备^[1-2]越来越广泛应用于军事与社会生活中。外骨骼可以帮助人体行走^[3]、提升人体

负载能力^[4]、辅助病人恢复^[5-6],所以现在对外骨骼的研究日益增多。
外骨骼机器人步态控制系统的研究设计是实现人机高度融合的关键技术之一,控制系统^[7]的精度以及控制策略规划的复杂度又是建立在对步态数据信息分析与判

断即步态识别^[8]的基础之上,在很大程度上取决于步态识别的准确度^[9]。

而机器学习算法应用在穿戴式智能设备中^[10-12],可以实现更好地对人体姿态动作的耦合^[13]和运动信息的预测^[14]功能,是近年来穿戴智能设备技术研究的热点之一。Novak 等^[8]提出机器学习算法检测步态起止,可较为精确的检测出步态起止。Huang 等^[15]研究了基于机器学习算法的柔性机械手多模态信息感知问题,在基于机器学习的智能设备上有较为深入全面的研究。李秀艳等^[16]利用传感器设备采集手腕边界电压数据,同时利用深度学习将采集到的电压数据进行分类,此方法姿态正确识别率达到 90% 以上。

通过对现有研究成果分析发现,现有人体活动识别方法往往存在传感器种类多、数据量大、耗能多、识别率低等问题,以及步态识别算法本身准确度问题导致步态识别正确率不高^[17],严重影响到外骨骼机器人控制和人体动作的耦合度、平滑度与人机结合体验^[18]。

针对现有识别系统复杂,耗时长,识别率低的问题,研究通过应用惯性测量单元^[19-20] (inertial measurement unit, IMU),进行了基于可穿戴惯性测量装置检测人体姿态变化的算法研究,以期为实现快速步态状态判断分析以更好地对下肢外骨骼进行高精度的步态识别和控制奠定基础。

1 实验说明

研究通过应用 IMU 获得角度、角加速度、加速度等数据,然后应用机器学习方法进行人体姿态检测分析,以期实现快速准确进行正常步态过程中人体姿态的判断。具体流程如图 1 所示。

首先进行人体姿态过程设计,实验中主要实现 3 种姿态变化分析,然后利用惯性测量单元,获取姿态变化的角度、角加速度、加速度数据;接着使用决策树、随机森

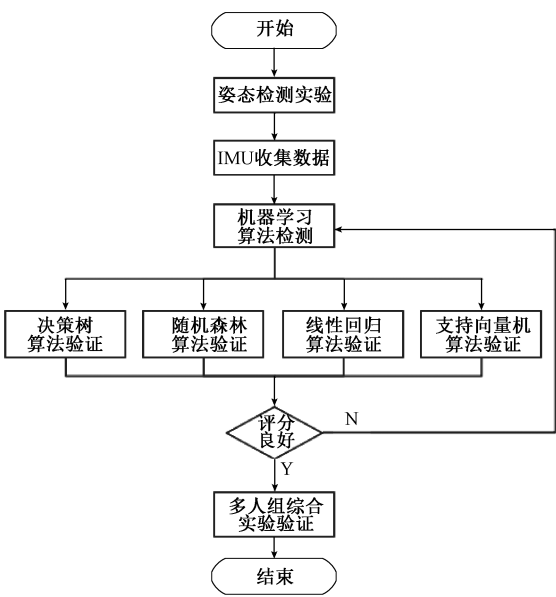


图 1 实验流程

Fig. 1 Flow chart of experiment

林、线性回归、支持向量机(SVM)4 种经典机器学习算法进行分析计算,最后进行统计分析评价得出最优方案。

实验过程如下:

- 1) 进行运动实验;
- 2) 确定后进行不同运动姿态检测实验数据采集保存;
- 3) 进行数据整理及分析。

实验中受试者穿着标准运动服饰,IMU 单元由皮带固定在身体上(如图 3 所示,固定位置分别位于背部下侧、大腿中部和小腿腓肠肌中部等 5 处),完成向前、向左、向右跌倒;左转弯,右转弯;起坐和蹲起姿态检测实验,每组动作测试 5 组,采样频率为 100 Hz,记录了位置、角度、加速度、角加速度等数据。

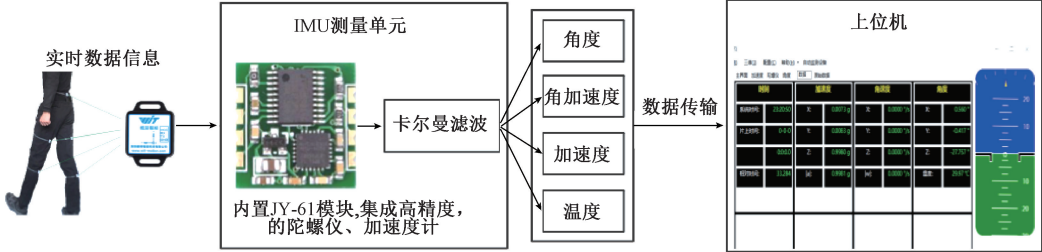


图 2 IMU 测量单元使用说明

Fig. 2 Instructions for IMU

本试验选择 10 名参试者进行分组。其中参试者均不存在生理或认知障碍,无影响步态异常的可能,同时尽量降低参试者的非标准影响,所选参试者的年龄、体重、

身高范围均分别控制在 20~35 岁、70±10 kg 及 173±10 cm。



图3 IMU 测量单元放置人体部位示意图

Fig. 3 Description of the position of human body placed in the IMU measurement unit

2 基于决策树监督式学习算法

在机器学习中,决策树是一个预测模型,他代表的是对象属性与对象值之间的一种映射关系。决策树易于理解和实现,在相对短的时间内能够对大型数据源做出可行且效果良好的分析结果。图4所示为跌倒实验中的决策树模型(坐标方向如图3所示)。

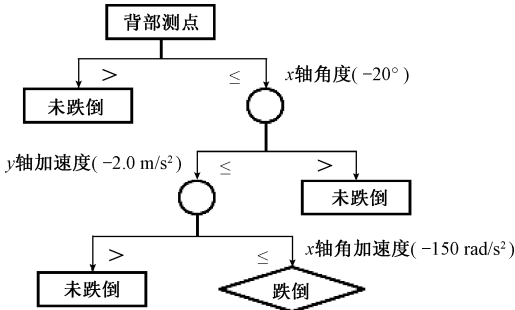


图4 跌倒实验决策树

Fig. 4 Decision tree for fall experiment

本文研究同时应用随机森林、线性回归、支持向量机方法进行相同试验数据分析,对比分析数据分析结果。

3 结果及分析

3.1 试验数据分析

图6(a)~(f)所示为在背部测点测得的数据,图6(g)~(i)所示为大腿测点测得的数据,其反映的是的跌倒、转弯、蹲坐、起立姿态变化(坐标方向如图3所示)。由图4可知,当人体向前跌倒时,如图6(a)~(c)所示, X 、 Y 、 Z 三轴加速度及 x 轴角位移, x 轴角加速度在采样

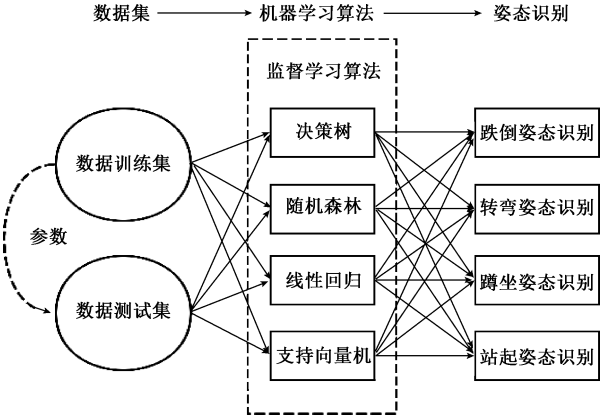
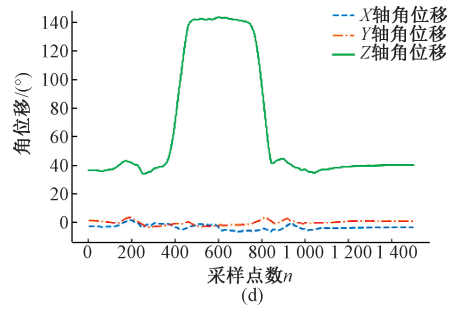
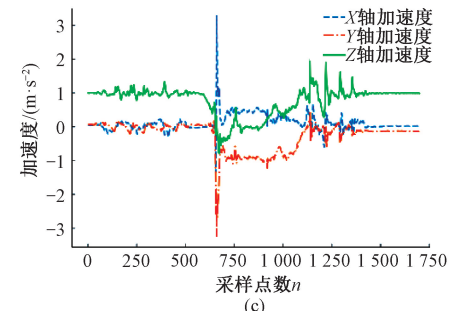
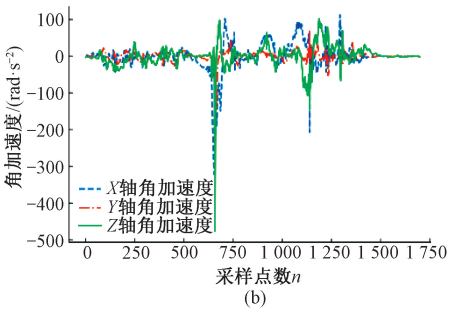
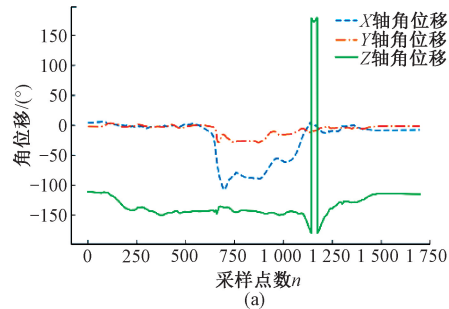


图5 算法实验流程

Fig. 5 Algorithm experiment flow



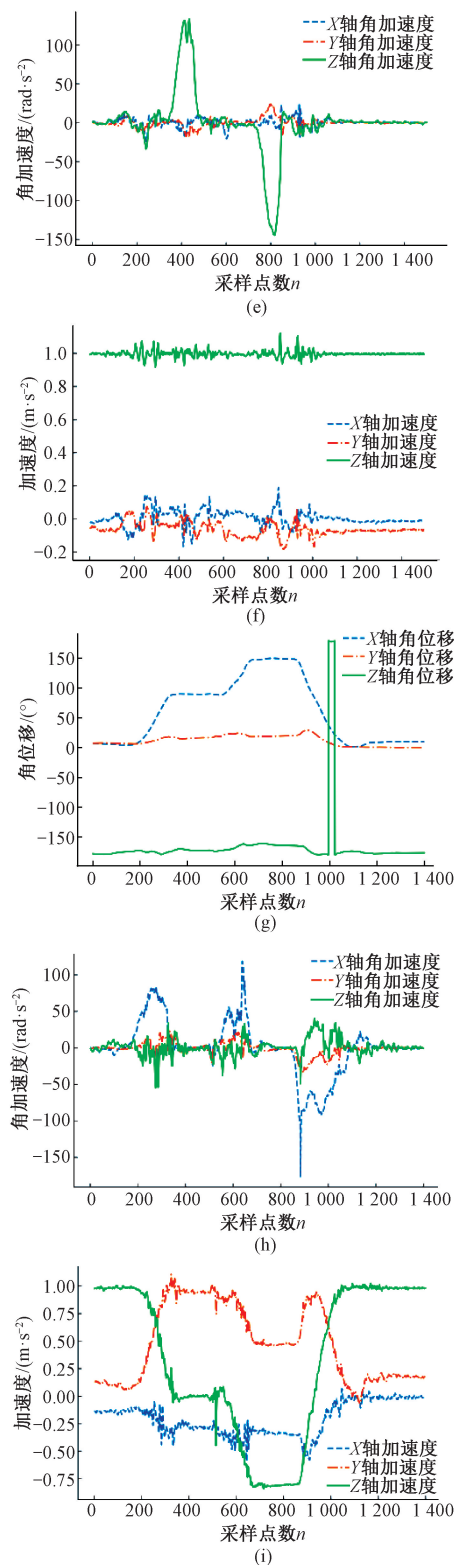


图 6 (a)~(c) 为跌倒变化曲线;(d)~(f) 为转弯变化曲线;(g)~(i) 为蹲坐、起立变化曲线

Fig. 6 (a)~(c) Variation curve of falling;
(d)~(f) variation curve of turning; (g)~(i) variation curve of squatting and standing up

点数 500~750 发生明显突变。表明此时间段内人体发生跌倒;800~1 200 采样点为人体站起时的姿态变化。在蹲坐与起立实验中,如图 6(g)~(i),采样点为 200~400 时姿态由站立变为坐下,此为固定于大腿的 IMU 信号。从角度图中看出此时 x 轴角度正向偏移 100° ,角加速度和加速度也随之变化。

由试验可看出当人体姿态变化时,IMU 获得的信号可快速准确反应出姿态变化,运动时微动引起的信号噪声对本实验影响不大。所以此姿态检测系统可以较为准确及时的测量人体姿态变化。

3.2 混淆矩阵结果分析

本文研究使用混淆矩阵进行监督学习算法评价。混淆矩阵的每一列代表了预测类别,每一列的总数表示预测为该类别的数据的数目,每一列中的数值表示真实数据被预测为该类的数目;每一行代表了数据的真实归属类别,每一行的数据总数表示该类别的数据实例的数目,输出混淆矩阵结果如表 1 所示。

表 1 混淆矩阵
Table 1 Confusion matrix

跌倒实验混淆矩阵											
决策树	实类	预测类				随机森林	实类	预测类			
		类 1	类 2	类 3	类 4			类 1	类 2	类 3	类 4
	类 1	11	0	1	0		类 1	12	0	0	0
	类 2	0	10	1	0		类 2	0	8	1	0
	类 3	0	0	92	0		类 3	0	1	97	1
线性回归	实类	预测类				支持向量机	实类	预测类			
		类 1	类 2	类 3	类 4			类 1	类 2	类 3	类 4
	类 1	7	0	4	0		类 1	0	0	15	0
	类 2	0	5	4	0		类 2	0	1	7	0
	类 3	3	5	113	2		类 3	0	10	129	11
	类 4	0	0	6	8		类 4	0	0	11	3

表 1 中,随机森林第 2 行第 2 列中的 8 表示有 8 个实际归属第 2 类的实例被预测为第 2 类,同理,第 2 行第 3 列的 1 表示有 1 个实际归属为第 2 类实际被错误预测为第 3 类。由 4 种算法混淆矩阵可看出在跌倒实验中决策树算法预测最为精准。

对 4 种算法进行交叉验证。4 种算法交叉验证下的效果对比结果如图 7 所示,线性回归和决策树在交叉验证下的评分相对较低,支持向量机的准确率波动较大,随机森林的准确率较高而且比较平稳变化不大。综合之前各算法性能指标和运行时间来看,随机森林算法运行时间较长,这样会造成信息处理滞后,出现外骨骼和人体不能很好的耦合情形,决策树运行时间快,稳定,准确率高 于 90%。

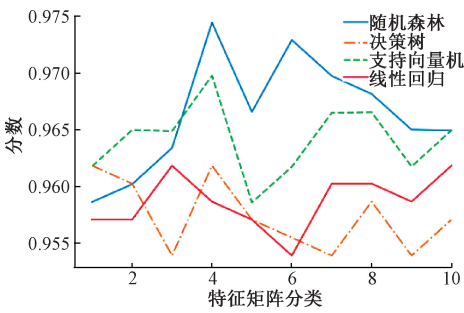


图 7 跌倒实验中各算法交叉验证对比

Fig. 7 Comparison diagram of cross-validation of various algorithms in the fall experiment

表 2 转弯实验混淆矩阵

Table 2 Confounding matrix of turning experiment											
跌倒实验混淆矩阵											
决策树	实际	预测			随机森林	实际	预测				
		类 1	类 2	类 3			类 1	类 2	类 3		
		类 1	41	1			0	类 1	44	40	0
		类 2	0	179			0	类 2	0	165	0
		类 3	0	0			37	类 3	0	0	47
线性回归	实际	预测			支持向量机	实际	预测				
		类 1	类 2	类 3			类 1	类 2	类 3		
		类 1	52	0			0	类 1	22	40	0
		类 2	3	211			0	类 2	31	187	43
		类 3	0	2			53	类 3	0	42	21

由表 2 混淆矩阵可以看出决策树在转弯预测中的准确率最高,线性回归和支持向量机的预测不是特别理想。

交叉验证如图 8 所示。可见决策树和线性回归的评分为 1,稳定性和准确率远高于随机森林和支持向量机在本次实验中的表现。

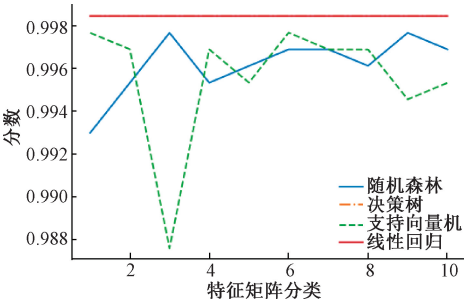


图 8 转弯实验中各算法交叉验证

Fig. 8 The algorithms are cross-verified in the turning experiment

3.3 精度结果分析

分析中选择准确率、精确率、返回值、F-1 值作为精度分析指标,具体公式为:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

(1)

表 3 蹲坐与起立实验混淆矩阵													
Table 3 Squat and stand up confusion matrix													
跌倒实验混淆矩阵													
决策树	预测					随机森林	预测						
	类 1 类 2 类 3 类 4						类 1 类 2 类 3 类 4						
	实	类 1	13	1	0		0	实	类 1	9	0	0	0
	际	类 2	0	363	3		0	际	类 2	1	370	0	0
	类 3	0	2	33	0		类 3	0	1	40	1		
	类 4	0	0	0	22		类 4	0	0	0	16		
线性回归	预测					支持向量机	预测						
	类 1 类 2 类 3 类 4						类 1 类 2 类 3 类 4						
	实	类 1	7	10	0		0	实	类 1	0	18	2	0
	际	类 2	4	438	13		1	际	类 2	0	536	12	0
	类 3	0	28	20	0		类 3	0	54	0	0		
类 4	0	4	0	21	类 4	0	18	14	1				

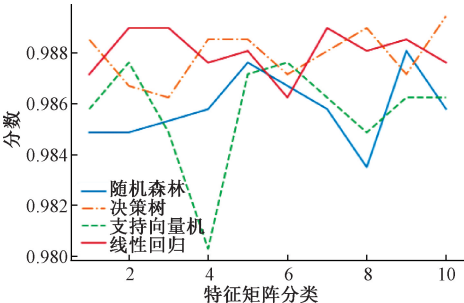


图 9 蹲坐、起立实验中各算法交叉验证

Fig. 9 Cross validation of each algorithm in the squat and stand experiment

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

(2)

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

(3)

$$F1 = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall}$$

(4)

式中: P 表示正例或者阳性; N 表示负例或者阴性;其中 FP 表示实际为负但被预测为正的样本数量; TN 表示实际为负被预测为负的样本的数量; TP 表示实际为正被预测为正的样本数量; FN 表示实际为正但被预测为负的样本的数量。另外, $TP + FP = P'$ 表示所有被预测为正的样本数量,同理 $FN + TN$ 为所有被预测为负的样本数量, $TP + FN$ 为实际为正的样本数量, $FP + TN$ 为实际为负的样本数量。

对比表 4~6 可以看出支持向量机、线性回归准确率,精确率低;决策树和随机森林准确率,精确率较高且相差不大,证明两种算法在识别精度上适合本实验。但是随机森林运行时间过长,不适宜穿戴设备对姿态变化的快速识别。决策树算法在实验中平均精确率,准确率最高且运行时间短。综上所述,选择决策树算法用于人

体非周期变化检测。

表 4 跌倒实验中各算法评价

Table 4 Each algorithm is evaluated in the fall experiment

模式识别算法	准确率	精确率	召回率	F-1 值	运行时间/s
决策树	0.984 1	0.984 4	0.984 1	0.984 1	0.005 8
随机森林	0.968 2	0.968 2	0.968 3	0.968 2	0.259 3
支持向量机	0.707 4	0.659 4	0.707 4	0.682 4	0.049 5
线性回归	0.847 1	0.847 1	0.847 1	0.844 6	0.066 7

表 5 转弯实验中各算法评价

Table 5 Each algorithm is evaluated in the turning experiment

模式识别算法	准确率	精确率	召回率	F-1 值	运行时间/s
线性回归	0.984 4	0.984 4	0.984 4	0.984 4	0.099 1
支持向量机	0.595 8	0.590 2	0.595 8	0.592 5	0.156 0
决策树	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0	0.005 6
随机森林	0.996 1	0.996 1	0.996 1	0.996 1	0.278 6

表 6 蹲起与站立实验中各算法评价

Table 6 Evaluation of algorithms in squat and standing experiments

模式识别算法	准确率	精确率	召回率	F-1 值	运行时间/s
决策树	0.986 3	0.986 5	0.986 3	0.986 3	0.014 7
随机森林	0.995 4	0.995 7	0.995 4	0.995 5	0.407 0
线性回归	0.890 1	0.890 1	0.890 1	0.881 5	0.128 8
支持向量机	0.819 8	0.766 7	0.819 8	0.766 9	0.297 6

根据对数据质量、可用数据收集时间和潜在参与者疲劳的初步评估,每个参与者平均记录了 9 次试验,试验次数范围为上下浮动 1 次。最后的数据集包括 20 次不同方向跌倒试验和 50 次转弯试验,以及 50 次起坐试验。经过实验得出数据并带入算法中可得出其评分数据如表 7 所示。

表 7 决策树算法评分结果

Table 7 Decision tree algorithm scoring results (%)

模式识别算法	准确率	精确率	召回率	F-1 值
决策树	99.313	99.324	99.313	99.313
随机森林	99.116	99.120	99.118	99.116
支持向量机	63.856	67.146	63.856	63.872
线性回归	97.706	97.706	92.706	91.454

4 结 论

本文通过试验获得了人体下肢的跌倒、转弯、蹲坐与起立等姿态的 IMU 信号,然后应用决策树、随机森林、线性回归、支持向量机等方法计算了混淆矩阵、精度分析指标等,最后进行了对比分析。

通过计算分析可以看出,决策树算法识别人体姿态非周期性变化相较于传统方法在诊断准确率、召回率及运算效率方面均有较好的分析结果;在检测人体姿态变化时,决策树算法较传统随机森林算法、线性回归算法、支持向量机算法均有更短的运行时间,计算效率更高。

分析结果表明,决策树监督式学习算法相对于其他算法,能够快速、准确地检测并判断出人体非周期性变化中的多种活动状态,识别精度均可达到 99%以上,在对于要求分析精度和分析效率同时要求较高的分析中,可以选择决策树用于人体非周期变化检测。

研究可丰富人体运动过程中步态变化过程的监测判断方法,同时能够为可穿戴智能装备的开发与应用提供理论基础与试验验证。

参考文献

[1] NOVAK D, RIENER R. A survey of sensor fusion methods in wearable robotics [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2015, 73: 155-170.

[2] 张向刚, 秦开宇, 石宇亮 人体外骨骼服技术综述[J]. 计算机科学, 2015, 42(8): 1-6.

ZHANG X G, QIN K Y, SHI Y L. Review of human exoskeleton suit technology [J]. Computer Science, 2015, 42(8): 1-6.

[3] EDWARD L B, ATAKAN V H, MICHAEL G. Standing stability enhancement with an intelligent powered transfemoral prosthesis [J]. IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering, 2011, 58(9): 2617-2624.

[4] 李怀仙, 程文明, 刘放, 等. 外骨骼助力负重中下肢肌肉收缩与协作机制[J]. 西南交通大学学报, 2018, 53(6): 1286-1294.

LI H X, CHENG W M, LIU F, et al. Lower limb muscle co-contraction and coupling synergy in exoskeleton assistance for load carriage walking [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2018, 53 (6): 1286-1294.

[5] ZHINAN P, RUI L, RUI H et al. Data-driven optimal assistance control of a lower limb exoskeleton for hemiplegic patients [J]. Frontiers in Neurorobotics, 2020, 14: 37.

[6] KHAN R A, NASEER N, QURESHI N K, et al. FNIRS-based neurorobotic interface for gait rehabilitation [J]. Journal of Neuro Engineering and Rehabilitation, 2018, doi: 10.1186/s12984-018-0346-2.

[7] 尹贵, 张小栋, 陈江城, 等. 模型不确定的下肢康复机器人轨迹跟踪自适应控制[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(11): 1750-1757.

YI G, ZHANG X D, CHEN J CH, et al. Trajectory tracking adaptive control of the lower limb rehabilitation robot with model uncertainty [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30 (11): 1750-1757.

[8] NOVAK D, REBERŠEK P, ROSSI S M M D, et al. Automated detection of gait initiation and termination

- using wearable sensors [J]. Medical Engineering and Physics, 2013, 35(12): 1713-1720.
- [9] 何逸伟, 张军平. 步态识别的深度学习: 综述[J]. 模式识别与人工智能, 2018, 31(5): 442-452.
HE Y W, ZHANG J P. Deep learning for gait recognition: A survey [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2018, 31(5): 442-452.
- [10] 陈启明, 黄瑞. 下肢外骨骼机器人意图识别算法研究[J]. 电子科技大学学报, 2018, 47(3): 330-336.
CHEN Q M, HUANG R. Intention recognition for lower-limb exoskeleton [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2018, 47(3): 330-336.
- [11] 李杨, 李回滨, 李仲, 等. 单兵助力外骨骼系统控制方案遗传算法仿真[J]. 四川兵工学报, 2019, 40(6): 129-133.
LI Y, LI H B, LI ZH, et al. Genetic algorithm simulation of the control scheme of single soldier extremity exoskeleton [J]. Journal of Weapon Equipment Engineering, 2019, 40(6): 129-133.
- [12] 赵草原. 机器学习在可穿戴人体外骨骼系统步态识别中的应用研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2013.
ZHAO C Y. The application research of machine learning in gait recognition for human exo-skeleton system [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2013.
- [13] 张铭奎, 程文明, 刘放. 助力外骨骼负载特征与驱动特征耦合效应[J]. 浙江大学学报(工学版), 2017, 51(4): 807-816.
ZHANG M K, CHENG W M, LIU F. Coupling effect between load characteristics and joint driving characteristics of powered exoskeleton [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2017, 51(4): 807-816.
- [14] 王斐, 魏晓童, 秦峰. 基于 sEMG 和 LSTM 的下肢连续运动估计[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2020, 41(3): 305-310, 342.
WANG F, WEI X T, QIN H. Estimation of lower limb continuous movements based on s EMG and LSTM [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2020, 41(3): 305-310, 342.
- [15] HUANG H, LIN J, WU L, et al. Machine learning-based multi-modal information perception for soft robotic hands [J]. Tsinghua Science and Technology, 2020, 25(2): 255-269.
- [16] 李秀艳, 刘宗毓, 王琦, 等. 基于电学测量的智能手势识别方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(10): 192-199.
LIU X Y, LIU Z Y, WANG Q, et al. Research on the intelligent gesture recognition method based on electrical measurement [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(10): 192-199.
- [17] MINGXING L, WEI-HAI C, XILUN D, et al. Knee exoskeleton enhanced with artificial intelligence to provide assistance-as-needed [J]. Review of Scientific Instruments, 2019, 90(9): 094101.
- [18] DING W, MING L, FAN Z, et al. Design of an expert system to automatically calibrate impedance control for powered knee prostheses [C]. IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics, 2013.
- [19] 李文锋, 姚丙盟. 基于单三轴加速度传感器的人体活动状态识别[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2016, 44(4): 58-62.
LI W F, YAO B M. Recognition of human activities based on single triaxial accelerometer [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2016, 44(4): 58-62.
- [20] SÁNCHEZ M M D, PINTO B M J, MUNERA M, et al. Gait phase detection for lower-limb exoskeletons using foot motion data from a single inertial measurement unit in hemiparetic individuals [J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2019, DOI: 10.3390/s19132988.

作者简介



高经纬, 2017 年于天津城建大学获得学士学位, 现为北京信息科技大学硕士研究生, 主要研究方向为机电系统测控及信息化。

E-mail: 634666784@qq.com

Gao Jingwei received his B. Sc. degree from Tianjin Chengjian University in 2017. He is currently a M. Sc. candidate at Beijing University of Information Science and Technology. His main research interests include electromechanical system measurement and control and informationization.



马超, 2003 年于沈阳航空工业学院获得学士学位, 2009 年于北京理工大学获得博士学位, 现为北京信息科技大学现代测控技术教育部重点实验室副研究员, 主要研究方向为机械系统动力学与机械系统故障诊断。

E-mail: mach2006@126.com

Ma Chao received his B. Sc. degree from Shenyang Institute of Aeronautical Engineering in 2003, Ph. D. degree from Beijing Institute of Technology in 2009. Now he is an associate research fellow at Beijing Information Science and Technology University. His main research interests include mechanical dynamics and fault diagnosis of mechanical system.